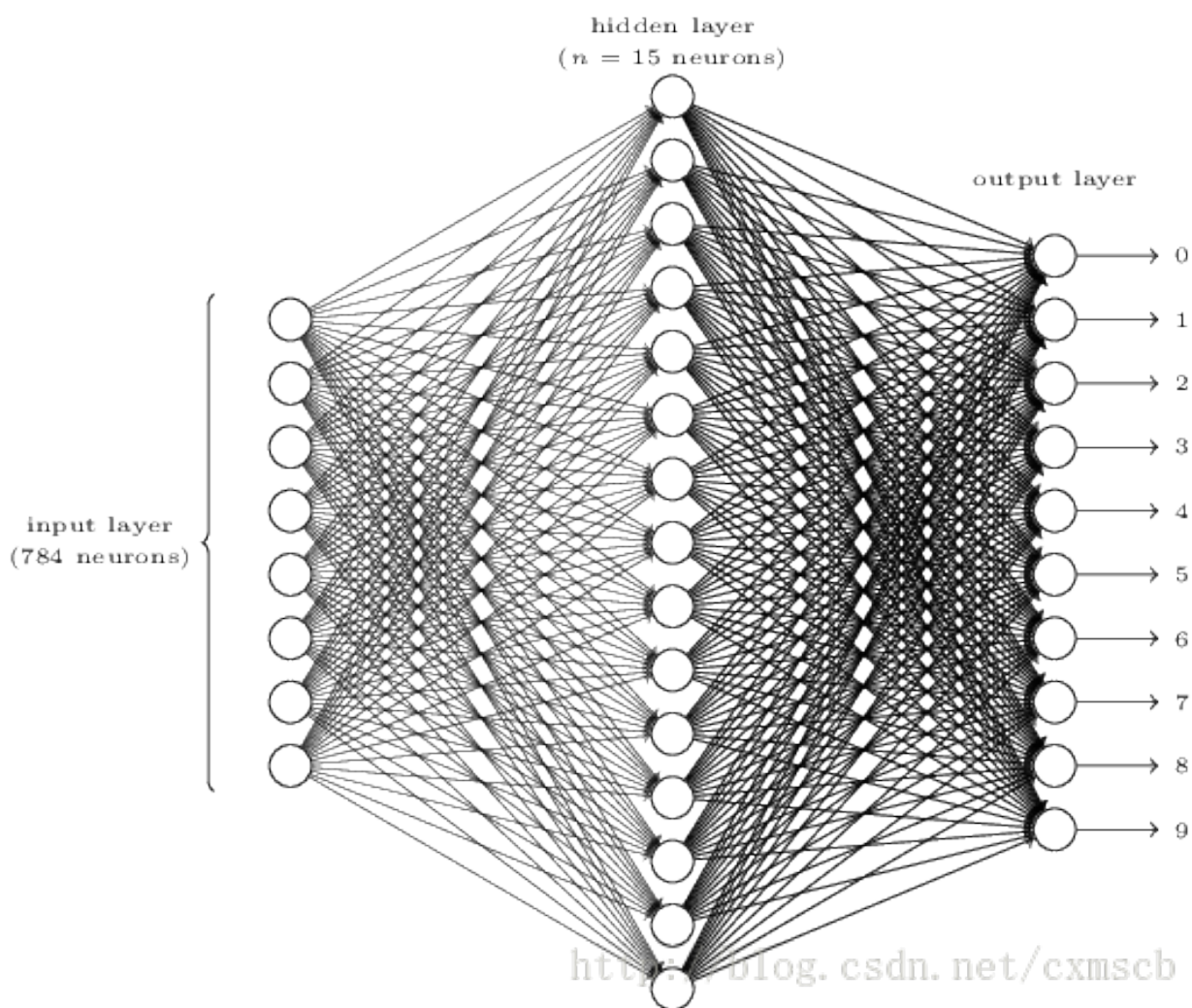
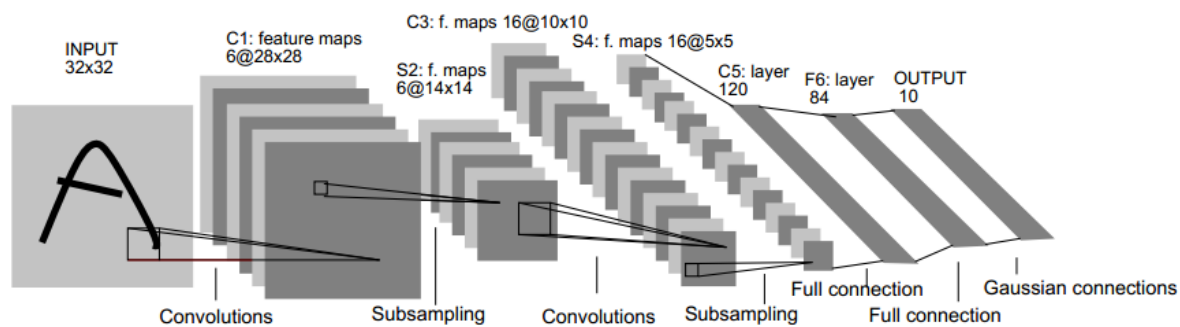


卷积神经网络CNN

耿同欣 - 2017年10月28日



CNN层次

一、输入层

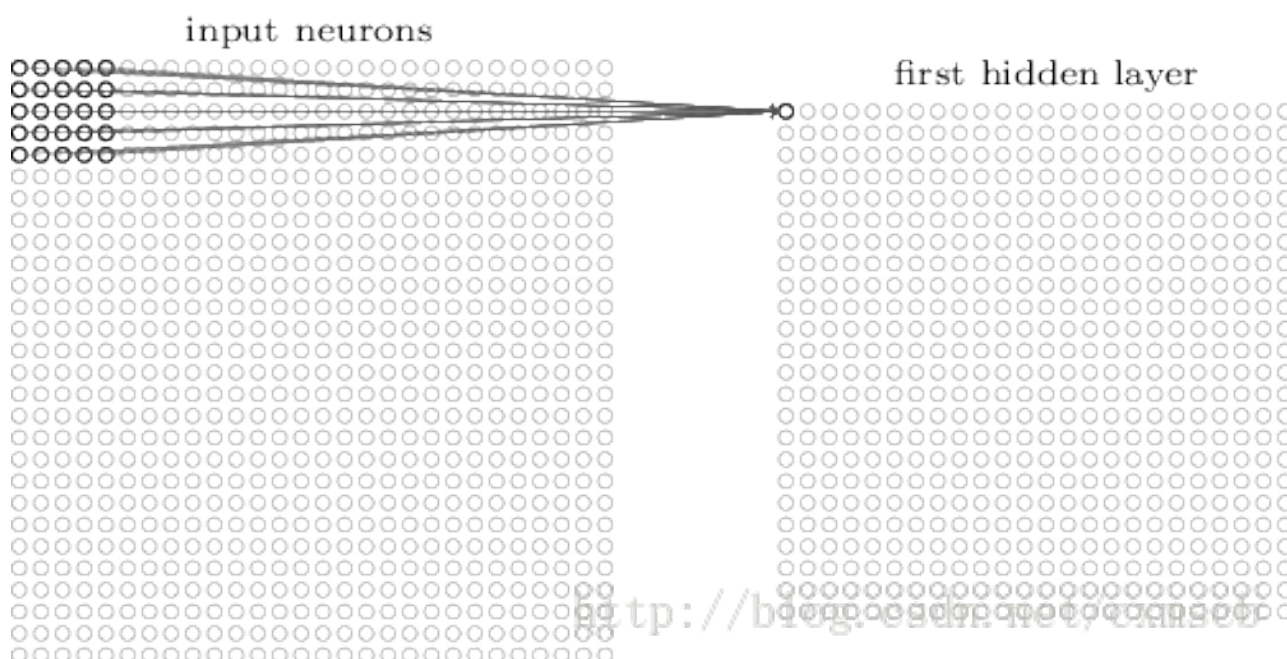
用于输入数据。

在本次lab中，给出的数据集是 $28 * 28$ 的黑白图片，只有一个颜色通道，因此输入为一个 $28 * 28$ 的二维神经元（一个 $28 * 28$ 的矩阵）

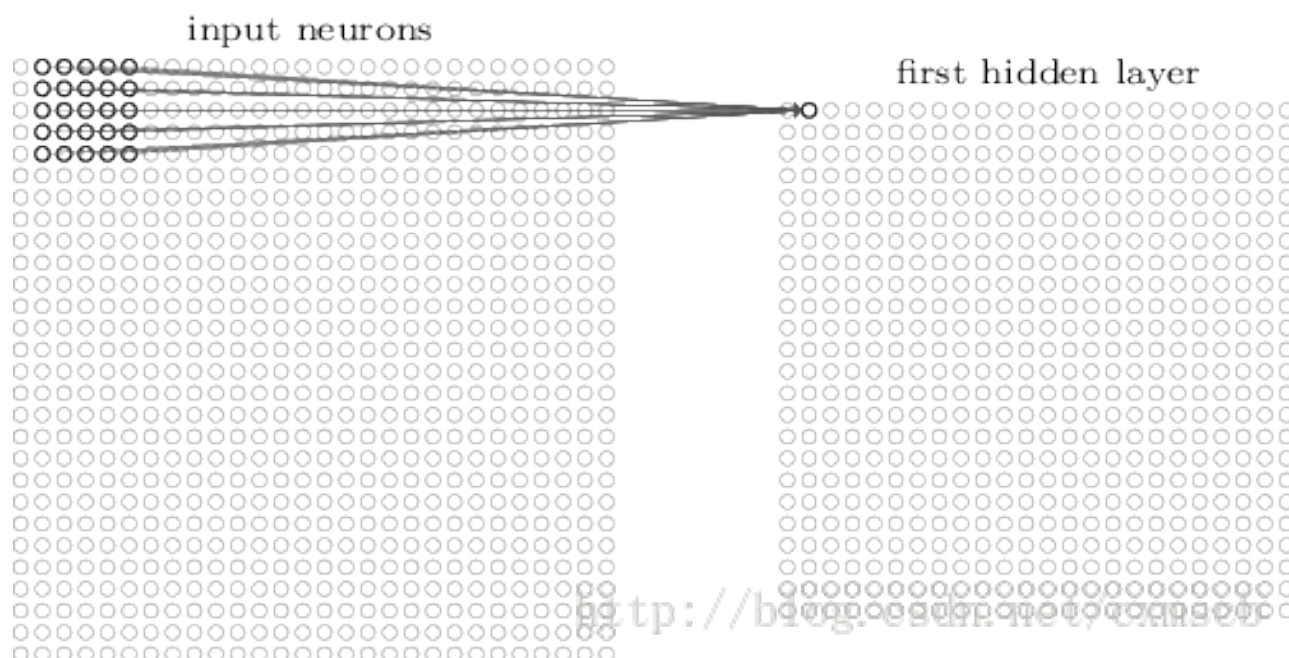
二、卷积层

利用卷积核提取特征。

感受视野（local receptive fields）设置为 $5 * 5$ ，即每个隐藏层的神经元连接 $5 * 5$ 个输入层的神经元，感受该部分的特征，如下图所示。



移动步长设置为1，按照从左到右、从上到下的顺序依次进行扫描，每次移动一格。如下图所示。



每条输入层与隐藏层神经元之间的连线对应一个权重，感受视野中神经元对应权重形成的矩阵即为该感受视野的卷积核

设偏置为 b ，第 $[i, j]$ 个神经元值为 x_{ij} ，其与下层神经元连线对应权重为 w_{ij} ，计算得到首个隐藏层的值为：

$$b + \sum_{i=0}^4 \sum_{j=0}^4 w_{ij} x_{ij}$$

隐藏层神经元矩阵称为特征映射图（feature map）。如上图右侧所示。同一个 feature map 共享同一卷积核，即权值与偏置相同。本次 lab 中我在第一次卷积和第二次卷积过程中分别使用了 32 个和 64 个不同的卷积核，分别得到 32 和 64 个 feature map，即两次分别提取了 32 个和 64 个特征。

三、激励层

进行非线性函数变换。

lab中使用的是ReLU函数： $f(x)=\max(x,0)$

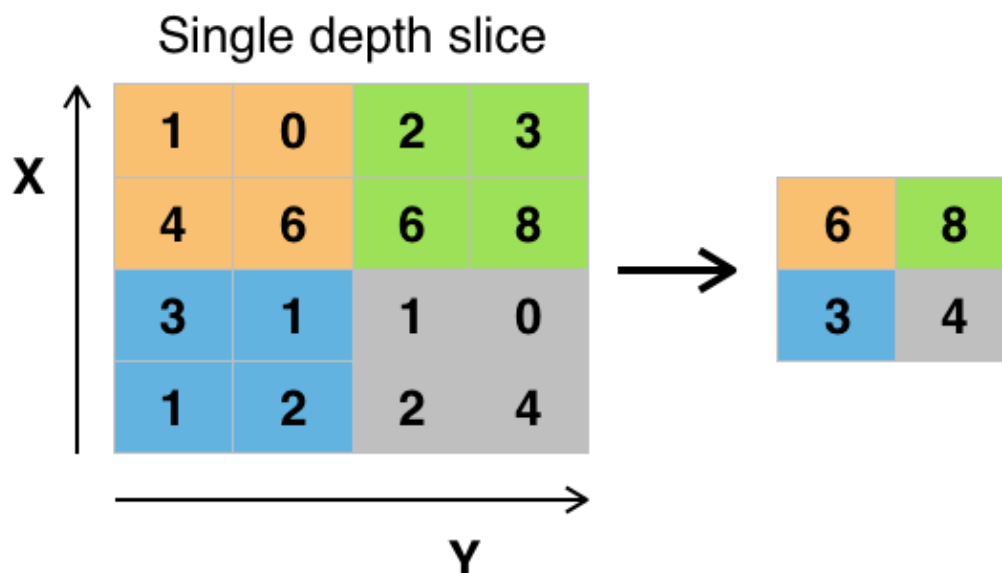
卷积层和激励层通常合并在一起称为“卷积层”。

四、池化层

输入经过卷积层后，得到的 feature map 为 $24 * 24$ ，仍然比较大，可以通过池化层来对 feature map 进行降维操作。

池化一般有两种方式：max pooling 和 average pooling，本 lab 中我使用的是前者。

取每 $2 * 2$ 个神经元中最大值作为池化结果，扫描方式与卷积层相同。得到 $12 * 12$ 的矩阵。



Example of Maxpool with a 2×2 filter and a stride of 2

五、全连接层

通常在CNN的尾部进行重新拟合，以减少特征信息的损失。

六、Dropout层

舍去部分权重，降低噪声低干扰，防止过拟合。

本次 lab 中我设置的 `keep_prob` 为 0.8，即每个权重有80%的概率被保留下来。

七、输出层

输出结果。